

# ***Boletim de Pesquisa 29*** ***e Desenvolvimento***

ISSN 1677-9266  
Dezembro, 2011

## **Uso do filtro de Kalman para correção de temperatura estimada pelo Precis no período de 2000-2010**





*Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária  
Embrapa Informática Agropecuária  
Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento*

# ***Boletim de Pesquisa e Desenvolvimento 29***

## **Uso do filtro de Kalman para correção de temperatura estimada pelo Precip no período de 2000-2010**

*José Ruy Porto de Carvalho  
Eduardo Delgado Assad  
Hilton Silveira Pinto*

Campinas, SP  
2011

**Embrapa Informática Agropecuária**

Av. André Tosello, 209 - Barão Geraldo  
Caixa Postal 6041 - 13083-886 - Campinas, SP  
Fone: (19) 3211-5700 - Fax: (19) 3211-5754  
www.cnptia.embrapa.br  
sac@cnptia.embrapa.br

**Comitê de Publicações**

Presidente: *Silvia Maria Fonseca Silveira Massruhá*

Membros: *Poliana Fernanda Giachetto, Roberto Hiroshi Higa,  
Stanley Robson de Medeiros Oliveira, Maria Goretti Gurgel Praxedes,  
Adriana Farah Gonzalez, Neide Makiko Furukawa*

Membros suplentes: *Alexandre de Castro, Fernando Attique Máximo,  
Paula Regina Kuser Falcão*

Supervisão editorial: *Neide Makiko Furukawa e Stanley Robson de Medeiros Oliveira*

Revisor de texto: *Adriana Farah Gonzalez*

Normalização bibliográfica: *Maria Goretti Gurgel Praxedes*

Editoração eletrônica/Arte capa: *Suzilei Almeida Carneiro*

Fotos da capa: *Imagens livres disponíveis em <<http://www.stock.schng>>*

Secretária: *Carla Cristiane Osawa*

**1ª edição on-line 2011****Todos os direitos reservados.**

A reprodução não autorizada desta publicação, no todo ou em parte, constitui violação dos direitos autorais (Lei no 9.610).

**Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)****Embrapa Informática Agropecuária**

---

Carvalho, José Ruy Porto.

Uso do filtro de Kalman para correção de temperatura estimada pelo PreciS no período de 2000 - 2010 / José Ruy Porto de Carvalho, Eduardo Delgado Assad, Hilton Silveira Pinto. - Campinas : Embrapa Informática Agropecuária, 2011.

23 p. : il. - (Boletim de pesquisa e desenvolvimento / Embrapa Informática Agropecuária, ISSN 1677-9266; 29).

1. Modelo PreciS. 2. Modelo espaço-estado 3. Previsão climática. I. Carvalho, José Ruy Porto. III. Assad, Eduardo Delgado. III. Pinto, Hilton Silveira. IV. Embrapa Informática Agropecuária. V. Título. VI. Série..

CDD 003.3 (21 ed.)

---

# Sumário

<b>Resumo .....</b>	<b>5</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>7</b>
<b>Introdução .....</b>	<b>8</b>
<b>Material e Método .....</b>	<b>9</b>
<b>Conclusões .....</b>	<b>17</b>
<b>Referências .....</b>	<b>18</b>



# Uso do filtro de Kalman para correção de temperatura estimada pelo Precis no período de 2000-2010

---

*José Ruy Porto de Carvalho<sup>1</sup>*

*Eduardo Delgado Assad<sup>2</sup>*

*Hilton Silveira Pinto<sup>3</sup>*

## Resumo

O presente trabalho teve como objetivo avaliar a precisão da estimativa da temperatura média simulada pelo modelo Precis conforme cenários B2 de emissão definido pelo Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) para o Brasil e desenvolver um filtro de Kalman para corrigir os erros sistemáticos do modelo para os anos de 2000 a 2010. O modelo regionalizado Precis tem como meta reproduzir as características principais do clima em terrenos complexos. O modelo geral foi delineado para dois períodos 1961-1990 e 2070-2100. Para as mesmas coordenadas geográficas dos dois períodos foram estimadas as temperaturas médias de 2000 a 2010 através de uma regressão linear utilizando um fator de correção baseado no conceito de Atmosfera Padrão (Precis-Br). A análise foi realizada utilizando dados de temperatura média observada e simulada totalizando 7051 observações. Foi observado que no modelo regional há erros sistemáticos

---

<sup>1</sup> *Doutor em Estatística, Pesquisador da Embrapa Informática Agropecuária, Caixa Postal 6041, Barão Geraldo, 13083-886, Campinas, SP, e-mail: jrui@cnptia.embrapa.br*

<sup>2</sup> *Doutor em Agroclimatologia e Sensoriamento Remoto, Pesquisador da Embrapa Informática Agropecuária, e-mail: assad@cnptia.embrapa.br*

<sup>3</sup> *Doutor em Agronomia, Diretor Associado do CEPAGRI, Professor do Instituto de Biologia, Unicamp, Caixa Postal 6041, Barão Geraldo, 13083-886, Campinas, SP, e-mail: hilton@cpa.unicamp.br*

que foram amenizados pela aplicação do filtro implicando em melhoria de previsão da temperatura nacional acima de 9,5% do quadrado médio do erro para todos os anos em média. Para 2004 à 2006 esta melhoria foi acima de 11% para o cenário B2.

**Termos para indexação:** Modelo espaço-estado, erros sistemáticos do modelo, previsão climática.



# Use of the Kalman filter to correct temperature estimated by Precis model in 2000-2010

---

## Abstract

This study aimed to evaluate the accuracy of estimating the mean temperature simulated by the PRECIS model B2 emission scenarios as defined by the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) to Brazil and to develop a Kalman filter to correct the systematic errors of model during the years 2000 to 2010. Precis regionalized model aims to reproduce the main features of the climate in complex terrain. The general model was designed for two periods 1961-1990 and 2070-2100. For the same geographic coordinates of the two periods were estimated average temperatures from 2000 to 2010 through a linear regression using a correction factor based on the concept of Standard Atmosphere (Precision-Br). The analysis was performed using temperature data observed and simulated total of 7051 observations. It was observed that the regional model for systematic errors were minimized by applying the filter resulting in improved temperature prediction of 9.5% above the national mean square error for each year on average. For 2004 to 2006 this improvement was above 11% for the B2 scenario.

**Index terms:** State-space model, systematic errors model, weather forecasting.

## Introdução

Diferentes procedimentos estatísticos são usados em meteorologia visando a adaptação das previsões da temperatura do ar obtidas pelos modelos de previsão numérica do clima. Os métodos de regressão linear foram e ainda são amplamente utilizados (CARVALHO et al., 2011; GLAHN; LOWRY, 1972; HOMLEID, 2004). As técnicas de regressão necessitam de um grande conjunto de dados para mostrar eficiência em compensar erros sistemáticos. O filtro de Kalman (KALMAN, 1960; KALMAN; BUCY, 1961) tem a vantagem de compensar recursivamente os erros sistemáticos para solucionar problemas lineares relacionados à filtragem de dados discretos, não necessitando de uma longa série de dados. Com a evolução dos recursos computacionais, o filtro de Kalman passou a ser amplamente utilizado para procedimentos não-lineares (CHUI; CHEN, 2009) além de permitir seu uso com novas técnicas, como por exemplo, os modelos aditivos generalizados (VISLOCKY; FRITCH, 1995; WOOD, 2006) e redes neurais (MARZBAN, 2003).

A teoria do filtro de Kalman fornece equações para modificar recursivamente as estimativas de um processo desconhecido, combinando observações relacionadas com o processo e conhecimentos sobre a evolução temporal (HOMLEID, 1995). Isso significa que apenas o estado estimado a partir da etapa de tempo anterior e a atual medição são necessários para calcular a estimativa para o estado atual. Podem ser estimados os estados passados, o estado presente e mesmo previstos os estados futuros. Dados alguns valores iniciais pode-se prever e ajustar os parâmetros do modelo através de nova medição, obtendo a estimativa do erro em cada atualização.

Tais equações foram desenvolvidas inicialmente em 1960 pelo estatístico húngaro-americano R. E. Kalman no contexto do programa espacial americano que levaria a Appollo 11 à Lua, em 1969. A sua habilidade para incorporar os efeitos de erros e sua estrutura computacional fez com que o filtro de Kalman tivesse um amplo campo de aplicações, especialmente no que se refere à análise de trajetórias (BROWN; HWANG, 1997; FARIA; SOUZA, 2010; WELCH; BISHOP, 2010).

Essa metodologia foi incorporada a outras áreas como a estatística, principalmente em modelagem demográfica (CRUZ, 2001). Sua aplicação na área econômica e financeira (AIUBE, 2005) é vasta, na localização robótica (HABERMANN, 2010; RIBEIRO, 2010), projeções tomográficas (CRUVINEL, 2008; CRUVINEL, et al., 2008; SOUZA; LAIA, 2008), agricultura (DOURADO-NETO et al., 1999; TIMM et al., 2000), farmacêutica (RODRIGUES et al., 1999), previsão climática (HARGREAVES et al., 2004; LIBONATI et al., 2008), modelos chuva-vazão (KRAUSKOPF NETO, et al., 2007), bem como na pesquisa de prazos de validade de alimentos (ARAÚJO, 2000). As referências clássicas sobre o tema são Anderson e Moore (1979) e Jazwinski (1970).

O objetivo deste trabalho é analisar as estimativas de temperatura média obtidas pelo modelo Preci (PRECIS 2001) no cenário de emissões B2 definidos pelo IPCC para todas as regiões brasileiras e desenvolver um filtro de Kalman para corrigir os erros sistemáticos do modelo através da comparação entre os valores observados da temperatura média das estações meteorológicas que compõem o sistema Agritempo em relação aos valores estimados pelo modelo Preci-Br para o período 2000- 2010.

## Material e Método

O modelo Preci é um sistema de previsão de clima regional desenvolvido pelo Hadley Centre na Inglaterra (PRECIS 2001), com o intuito de gerar informações de melhor resolução sobre mudança climática regional. O modelo foi adaptado para as condições brasileiras pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe) que, com base em dados originais do PRECIS, estimou dados para dois períodos 1961-1990 e 2070-2100 com grades mensais georreferenciadas de 78 linhas e 78 colunas, com resoluções de  $0,5^\circ$  (o que, em média, dá até 50 km) cobrindo todo o país (ALVES; MARENGO, 2010). Estas grades foram georreferenciadas considerando os cenários A2 e B2 do IPCC SRES (Relatório Especial Cenários de Emissões) (JONES et al., 2003). O cenário A2 é para alta emissão de carbono e o B2 para baixa emissão de carbono. Para cada pixel da grade, para cada mês e para cada ano uma equação de regressão linear para estimar a temperatura média mensal para o período intermediário não ge-

rado pelo Inpe para o cenário B2, foi ajustada. Isso dá um total de 810.088 equações de regressão (78 linhas  $\times$  78 colunas)  $\times$  12 meses  $\times$  11 anos  $\times$  1 cenário  $\times$  i tipo de temperatura) utilizando um fator de correção baseado no conceito de Atmosfera Padrão. Este fator corrige a temperatura em -0,65 graus Celsius a cada 100 metros de altitude (BRASIL, 1962; ROMANI et al., 2003). Como valores da temperatura média para 2010 são estimados através de regressão linear, este novo modelo foi chamado PreciS-Br.

Os resultados para a temperatura média observada foram obtidos de 641 estações agrometeorológicas que compõem o sistema Agritempo (AGRITEMPO, 2010) distribuídas em todas as regiões brasileiras. No total foram utilizadas 7051 observações correspondentes à temperatura média estimadas obtida pelo modelo PreciS-Br.

Os erros sistemáticos mais relevantes de um modelo matemático são decorrentes de fatores como erros na formulação e incerteza na estimativa dos parâmetros. Para a obtenção da temperatura média estimada pelo modelo PreciS-Br acrescentam-se as diferenças de topografia real e as consideradas no modelo

Para analisar o comportamento das estimativas obtidas pelo modelo e corrigir os erros de previsão de temperatura média, em graus Celsius, definido como as diferenças entre os valores observados da temperatura média, obtidos do sistema Agritempo, com as temperaturas médias estimadas pelo modelo PreciS-Br ( $tmobs - tmest$ ) (CARVALHO et al., 2011; HOMLEID, 2004; LAIA; CRUVINEL, 2008; LIBONATI et al., 2008; SIMONSEN, 1991) foi desenvolvido um filtro de Kalman simples para modelos espaço-estado. Se os erros são normalmente distribuídos, o filtro de Kalman é um estimador ótimo, pois minimiza o quadrado médio do erro dos parâmetros estimados. O estimador é classificado como ótimo quando a matriz de ganho é tal que a variância do erro das variáveis de estado é mínima.

Um modelo de espaço - estado geralmente consiste de dois conjuntos de equações, a equação de observação ou medida e a equação de estado ou transição. Seja  $y_t = tmobs - tmest$  uma série temporal multivariada com N elementos. Essas variáveis são denominadas variáveis observadas e constituem um vetor  $N \times 1$ ,  $y_t \in R^N$ . Existem diversas maneiras de formular as equações do filtro de Kalman. A formulação e notação usadas foram adaptadas de Harvey (1989) e Aiube (2005). As variáveis observadas

estão relacionadas às variáveis de estado  $x_t$  (variáveis não observadas) através da equação de medida ou observação:

$$y_t = d_t + Z_t x_t + \varepsilon_t \quad t=1,2,\dots,T \quad (1)$$

Onde  $d_t$  é um vetor  $N \times 1$ ,  $Z_t$  é uma matriz  $N \times m$ ,  $\varepsilon_t$  é um vetor serialmente não correlacionado com média zero e matriz de covariância  $H_t$  e  $x_t$  é um vetor  $m \times 1$  das variáveis de estado.

As variáveis de estado ou transição são geradas por um processo Markoviano de primeira ordem e sua equação denominada equação de transição:

$$x_t = T_t x_{t-1} + c_t + R_t n_t \quad (2)$$

Onde  $T_t$  é uma matriz  $m \times m$ ,  $c_t$  é um vetor  $m \times 1$ ,  $R_t$  é uma matriz  $m \times g$  e  $n_t$  é um vetor  $g \times 1$  serialmente não correlacionado com média zero e matriz de covariância  $Q_t$ . Os erros  $\varepsilon_t$  e  $n_t$  não são correlacionados entre si e não correlacionados com o estado inicial e normalmente distribuídos.

A metodologia do filtro de Kalman se diferencia dos outros métodos estatísticos através da equação do sistema que permite que os coeficientes variem ao longo do tempo. Seja  $\hat{x}_t^- \in \mathbb{R}^m$  a estimativa do estado a priori no tempo  $t$ . Seja  $\hat{x}_t^m \in \mathbb{R}^m$  a estimativa do estado a posteriori em  $t$ . Os erros de medição anterior e posterior são definidos como:

$$e_t^- = x_t - \hat{x}_t^- \quad (3)$$

$$e_t = x_t - \hat{x}_t^m \quad (4)$$

E suas respectivas covariâncias do erro:

$$P_t^- = E(e_t^- e_t'^-) \quad (5)$$

$$P_t = E(e_t e_t') \quad (6)$$

Relacionando o estado posterior  $\hat{x}_t^m$  através de uma combinação linear do estado anterior  $\hat{x}_t^-$  temos:

$$\hat{x}_t = \hat{x}_t^- + K_t (y_t - Z_t \hat{x}_t^- - d_t) \quad (7)$$

Onde a matriz ( $m \times N$ )  $K_t$  é chamada matriz de ganho de Kalman que determina a proporção em que a medição será considerada para estimar o novo vetor de estado. É usada para melhorar as previsões do vetor de estado. A matriz de ganho de Kalman é obtida por minimização da matriz de covariância do erro substituindo equação 7 na equação 4 sendo a sua expressão matemática dada por:

$$K_t = P_t^- Z_t' (Z_t P_t^- Z_t' + H_t)^{-1} \quad (8)$$

O filtro de Kalman tem duas fases distintas: previsão e correção. A fase de previsão utiliza a estimativa do estado da iteração anterior para produzir uma estimativa do estado na iteração atual. Ela é responsável pelo avanço das variáveis de estado e das covariâncias no tempo obtendo, dessa forma, as estimativas a priori, para o próximo instante. A fase de correção é responsável pela retroalimentação. Ela adiciona uma nova informação da variável observada nas estimativas anteriores para obter uma melhoria na estimativa a posteriori.

As equações de previsão representam um avanço no tempo de  $t-1$  para  $t$  e são definidas como:

$$\hat{x}_t^- = T_t \hat{x}_{t-1} + e_t \quad (9)$$

Onde  $\hat{x}_t^-$  é o estimador ótimo de  $x_t$  e:

$$P_t^- = T_t P_{t-1} T_t' + R_t Q_t R_t' \quad (10)$$

sendo  $P_t^-$  a matriz de covariância dos erros das variáveis de estado.

Quando uma nova observação  $y_t$  é adicionada, o estimador  $\hat{x}_t^-$  de  $x_t$  pode ser melhorado. As equações de atualização de medição (correção) são representadas pelas equações (7), (8) e:

$$P_t = (I - K_t Z_t) P_t^- \quad (11)$$

O primeiro passo é determinar o ganho de Kalman  $K_t$  dado pela equação (8). Em seguida uma nova observação  $y_t$  (equação 1) é incorporada à previsão anterior  $\hat{x}_t^-$  (equação 9) juntamente com a matriz de ganho

$K_t$  através da equação (7) gerando a estimativa posterior  $\hat{x}_t$ . Finalmente, a matriz de covariância dos erros é obtida através da equação (11). O ciclo do algoritmo se repete para o instante  $t+1$ , onde  $\hat{x}_t$  e  $P_t$  são dados de entrada nas equações (9) e (10). Essa natureza recursiva do modelo torna o filtro de Kalman uma ferramenta de atualização de medidas em tempo real, sendo por isso muito usado em vários campos de pesquisa.

Esse algoritmo foi implementado usando linguagem matricial IML – Interactive Matrix Language através dos Statistical Analysis System (SAS) (SAS INSTITUTE, 2004). A subrotina KALCVF calcula passo-a-passo o valor previsto do vetor de estado  $x_t$  no tempo  $t+1$  e sua estimativa filtrada no tempo  $t$ , bem como a matriz de covariância  $P_t^-$ . O procedimento IML oferece um conjunto de rotinas de otimização para minimizar ou maximizar uma função contínua não linear. Os parâmetros do filtro de Kalman são estimados por máxima verossimilhança através da subrotina LIK (SAS INSTITUTE, 2004). O módulo LIK calcula a função do logaritmo da verossimilhança média do modelo espaço-estado usando a decomposição do erro de previsão. A cada rodada do filtro de Kalman são determinados os estados e as observações, bem como a função de máxima verossimilhança.

O filtro de Kalman é um algoritmo que fornece estimativas do vetor de estados no período  $t$ , usando todas as informações disponíveis até o período  $t-1$ . O processo começa com as informações iniciais sobre os parâmetros definidos nas equações (1) e (2). As estimativas destes parâmetros são otimizadas pela subrotina LIK, o filtro é obtido pela subrotina KALCVF.

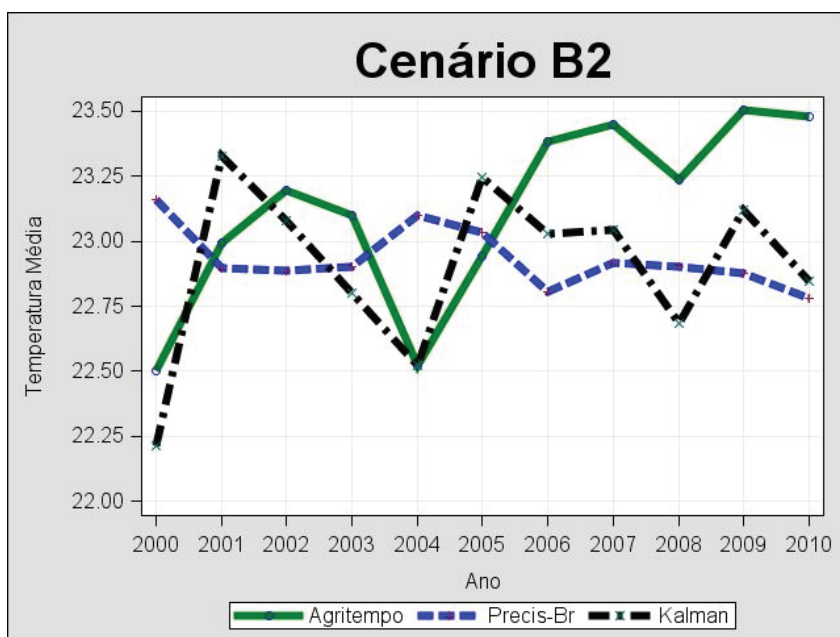
É bastante comum em estudos de verificação a utilização de skill scores (CARVALHO et al., 2011; LIBONATI, et. al., 2008; VERNON, 1953) para resumir a qualidade do sistema de previsão. Skill scores são estatísticas que expressam a qualidade relativa de um sistema de previsão em relação a um sistema de previsão de referência.

$$SS = \frac{QME_{PrecisBr} - QME_{Kalman}}{QME_{PrecisBr}} \times 100\% \quad (12)$$

A estatística SS quantifica a variação relativa do quadrado médio do erro do filtro de Kalman em relação ao modelo Precis-Br. Valores positivos de SS indicam que o filtro melhorou as previsões.

## Resultado e Discussão

As temperaturas médias mensais observadas e as estimadas pelo modelo PreciS-Br (tmest) e pelo filtro de Kalman (tmestkal) são comparadas para o cenário B2 para os anos 2000-2010 respectivamente, conforme mostra a Figura 1, executada através do procedimento SGPLOT (SAS INSTITUTE, 2008). Com exceção aos anos de 2003 e 2008, para os demais anos, as estimativas de temperatura média obtidas pelo filtro de Kalman são as que mais se aproximam da temperatura média observada. Entretanto, o comportamento dessas estimativas é distinto nos anos 2000, 2004 e 2008 devido ao aumento dos níveis de precipitação, consequentemente aumentando a nebulosidade e baixando a temperatura média.



**Figura 1.** Valores mensais para todas as regiões brasileiras da temperatura média observada (tmobs) sistema AgriTempo, temperatura média estimada pelo modelo PreciS-Br (tmest) e temperatura média estimada pelo filtro de Kalman (tmestkal) para os anos 2000-2010, para o cenários B2.



As estimativas obtidas pelo modelo Preci-Br se mantêm dentro do mesmo intervalo de variação de temperatura em torno de 0,5° C.

Tais resultados mostram que a temperatura estimada pelo modelo Preci-Br sem a correção do filtro de Kalman terá um impacto na determinação da Evapotranspiração das culturas tanto de verão como de inverno menor do que aquela estimada com a correção do Filtro. Essa diferença, em torno de 1° C, poderá alterar as análises de vulnerabilidade para as culturas de soja, milho, arroz e algodão estimadas no Brasil, segundo Assad et al. (2007) e Zullo Junior et al. (2008). O que significa que as saídas do modelo Preci-Br, sem correção com o filtro de Kalman, subestimam em média as temperaturas em todo o Brasil no período estudado.

Estes resultados corroboram os obtidos por Alves e Marengo (2010) para a análise feita entre os anos 2010 até 2070, utilizando o modelo Preci. Fica evidente o viés de alta de temperatura nos próximos anos. A similaridade das curvas tanto dos valores não corrigidos (Preci), quando dos corrigidos (Preci-Br) em comparação com os dados medidos, comprovam este viés de alta, de maneira mais intensa do que o modelo havia estimado.

As médias dos  $\text{erro1} = \text{tmobs} - \text{tmest}$  e  $\text{erro2} = \text{tmobs} - \text{tmestkal}$  onde  $\text{tmobs}$  é a temperatura média observada,  $\text{tmest}$  é a temperatura média estimada pelo modelo Preci-Br e  $\text{tmestkal}$  é a temperatura média estimada pelo filtro de kalman para os anos 2000-2010 e seus respectivos desvios padrão (dp), para o cenário B2, são apresentadas na Tabela 1.

Em todas as situações o padrão de variação obtido pelo filtro de Kalman ( $\text{erro2}$ ) é menor, mostrando que é um procedimento mais eficiente na diminuição dos erros sistemáticos.

A estatística de Skill Score (SS) é usada para quantificar, em porcentagem, as melhorias ocorridas na estimativa da temperatura média pelo filtro de Kalman em relação ao modelo Preci-Br. O filtro de Kalman apresentou, em média, índice de melhoria acima de 12,5%, como pode ser verificado na Tabela 2. Ou seja, em todas as situações, o quadrado médio do erro obtido pelo filtro de kalman ( $\text{erro2}$ ) é menor que o quadrado médio do erro obtido pelo modelo Preci-Br ( $\text{erro1}$ ). Resultados semelhantes de melhoria de previsões para variáveis meteorológicas, quando usado o filtro de Kalman, podem ser verificados em (ANADRANISTAKIS et. al., 2004; BOI, 2004; HOMLEID, 1995; LIBONATI, et al., 2008; MIYAGISHI et. al., 2010).

**Tabela 1.** Médias dos erros 1 (Precis-Br) e 2 (filtro de kalman) e seus desvios padrão dp1 e dp2 para os anos 2000-2010 no cenário B2.

Cenário B2				
Anos	erro1	dp1	erro2	dp2
2000	15,43	38,96	7,24	15,37
2001	12,50	30,54	9,77	23,36
2002	17,42	47,15	9,22	22,17
2003	15,81	43,97	12,49	32,72
2004	15,41	47,39	11,72	34,57
2005	17,91	55,22	11,47	35,81
2006	14,54	41,66	12,42	36,33
2007	12,18	33,64	11,35	32,98
2008	10,80	29,53	9,52	25,61
2009	8,95	19,93	8,27	12,41
2010	8,71	17,67	7,00	15,46
<b>Média Geral</b>	<b>13,03</b>	<b>37,02</b>	<b>9,95</b>	<b>27,87</b>

**Tabela 2.** Comparação da estatística SS (%) para o Cenários B2.

Cenário B2	
Ano	SS(%)
2000	31,48
2001	11,44
2002	27,27
2003	11,11
2004	12,77
2005	19,67
2006	7,56
2007	3,45
2008	6,10
2009	3,86
2010	10,30
<b>Média Geral</b>	<b>12,62</b>

## Conclusões

A aplicação do filtro de Kalman mostrou ser eficiente na melhoria da estimativa de previsão de temperatura média em relação à obtida pelo modelo Precis-Br;

Evidencia-se o viés de alta para a temperatura média em 2002, 2007, 2009 e 2010 de maneira mais intensa do que o modelo PreciS-Br havia estimado;

A redução do padrão de variação obtido pelo filtro de Kalman indica a melhoria na estimativa das previsões corrigindo erros sistemáticos do modelo PreciS-Br;

O uso do fator de correção baseado no conceito de Atmosfera Padrão não foi suficiente para aumentar a precisão das estimativas de temperatura média obtidas pelo modelo PreciS-Br;

As previsões obtidas pelo modelo PreciS-Br foram melhoradas, em média, acima de 12,5% para o período estudado em todas as regiões brasileiras.

## Referências

AIUBE, F. A. L. **Modelagem dos preços futuros de commodities**: abordagem pelo filtro de partículas. 2005. 154 p. (Tese Doutorado) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

AGRITEMPO: Sistema de Monitoramento Agrometeorológico. Disponível em: <<http://www.agritempo.org.br>>. Acesso em: 15 fev. 2010.

ALVES, L. M; MARENGO, J. Assessment of regional seasonal predictability using the PRECIS regional climate modeling system over South America. **Theoretical Applied Climatology**, Wien, v. 100, n. 3-4, p. 337-350, Aug. 2010.

ANADRANISTAKIS, M.; LAGOUVARDOS, K.; KOTRONI, V.; ELEFTERIADIS, H. Correcting temperature and humidity forecasts using Kalman filtering: Potential for agricultural protection in Northern Greece. **Atmospheric Research**, Amsterdam, v. 71, p. 115– 125, Mar. 2004.

ANDERSON, B. D. O.; MOORE, J. B. **Optimal filtering**. upper saddle river: Prentice Hall, 1979. 368 p.

ARAÚJO, P. C. de. Aplicação do filtro de Kalman na determinação do prazo de validade de alimentos perecíveis. **Sitientibus**, Feira de Santana, n. 23, p. 45-58, jul./ dez. 2000.

ASSAD, E. D.; PINTO, H. S.; ZULLO JUNIOR, J.; MARIN, F. R. Mudanças climáticas e agricultura: Uma abordagem agroclimatológica. **Ciência & Ambiente**, Santa Maria, v. 34, p. 169-182, 2007.

BOI, P. A statistical method for forecasting extreme daily temperatures using ECMWF 2-m temperatures and ground station measurements. **Meteorological Applications**, Reading, Inglaterra, v. 11, p. 245–251, Sept. 2004.

BRASIL. Ministério da Aeronautica. **Manual de meteorologia para aeronavegantes**. [S. l.], 1962. 185 p.

BROWN, R. G.; HWNAG, P. Y. C. **Introduction to random signals and applied Kalman filtering**. New York: John Wiley, 1997. 484 p.

CARVALHO, J. R. P. de; ASSAD, E. D.; PINTO, H. P. Kalman filter and correction of the temperatures estimated by PRECIS model. **Atmospheric Research**, Amsterdam, v. 102, p. 218–226, 2011.

CHUI, C. K.; CHEN, G. **Kalman Filtering with real-time applications**. 4th ed. Berlin: Springer, 2009. 229 p.

CRUVINEL, P. E.; LAIA, M. A. de M.; SILVA, A. M. da. **Utilizando filtragem de Kalman e redes neurais em uma estimação conjunta para melhoria de qualidade da análise de parâmetros físicos do solo com tomografia computadorizada de raio X**. São Carlos, SP: Embrapa Instrumentação Agropecuária, 2008. 6 p. (Embrapa Instrumentação Agropecuária. Comunicado técnico, 100).

CRUZ, M. M. **Estimação de variâncias para séries dessazonalizadas pelo método X-12 ARIMA, considerando o desenho amostral**. 2001. 194 p. Tese (Mestrado em Planejamento Urbano e Regional) – Escola Nacional de Ciências Estatísticas, Rio de Janeiro.

DOURADO-NETO, D.; TIMM, L. C.; OLIVEIRA, J. C. M. de.; RICHARD, K.; BACCHI, O. O. S.; TOMINAGA, T. T.; CÁSSARO, F. A. M. State-space approach

for the analysis of soil water content and temperature in a sugarcane crop. **Scientia Agricola**, Piracicaba, v. 56, n. 4, p. 1215-1221, 1999. Suplemento.

FARIA, M. C. P. de; SOUZA, M. L. O. e. **Aplicação do filtro de Kalman para a estimação de estados em um problema de rastreamento**. 2010. 4 p. Disponível em: <<http://mtc-m16.sid.inpe.br/col/sid.inpe.br/marciana/2004/09.20.14.41/doc/aplica%e7%e3o%20do%20filtro%20de%20Kalman.pdf>>. Acesso em: 12 abr. 2010.

GLAHN, H. R.; D. A. LOWRY. The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. **Journal of Applied Meteorology**, Boston, v. 11, n. 8, p. 1203-1211, 1972.

HABERMANN, D. **O emprego do Filtro de Kalman na detecção de obstáculos com uso de sensor Laser**. 2010. Disponível em: <[http://www.lti.pcs.usp.br/pcs5019/TermPapers/PCS5019\\_TermPaper\\_DaniloHabermann.pdf](http://www.lti.pcs.usp.br/pcs5019/TermPapers/PCS5019_TermPaper_DaniloHabermann.pdf)>. 12 p. Acesso em: 15 jan. 2010.

HARGRAVES, J. C.; ANNAN, E. J. D.; EDWARDS, E. N. R.; MARSH, E. R. An efficient climate forecasting method using an intermediate complexity Earth System Model and the ensemble Kalman filter. **Climate Dynamics**, Berlin, v. 23, p. 745–760, 2004.

HARVEY, A. C. **Forecasting, structural time series models and the Kalman Filter**. Cambridge: Cambridge University, 1989. 554 p.

HOMLEID, M. Diurnal corrections of short-term surface temperature forecasts using the Kalman filter. **Weather and Forecasting**, Boston, v. 10, p. 689–707, 1995.

\_\_\_\_\_. **Weather dependent statistical adaption of 2 meter temperature forecasts using regression methods and Kalman filter**. [S.l.]: Norwegian Meteorological Institute, 2004. 34 p. (Met. report no. 6/2004 – Meteorology).

JAZWINSKI, A. H. **Stochastic processes and filtering theory**. Seattle: Academic, 1970. 376 p.

JONES, R.; HASSEL, D.; HUDSON, D.; WILSON, S.; JENKINS, G.; MITCHELL, J. **Workbook on generating high resolution climate change scenarios using PRECIS**. Bracknell, UK: Hadley Centre for Climate Prediction and Research, Met Office, 2003. 34 p.

KALMAN, R. E. A new approach to linear filtering and prediction problems.

**Transactions of the AMSE - Journal of Basic Engineering**, New York, v. 82 (Series D), p. 35-45, 1960.

KALMAN, R. E.; BUCY, R. S. New results in linear filtering and predictions problems. **Transactions of the AMSE - Journal of Basic Engineering**, New York, v. 83 (Series D), 95-108, 1961.

KRAUSKOPF NETO, R.; GUTTER, A. K.; MINE, M. R. M. Modelo hidrológico com atualização de estado Parte I: Modelagem hidrológica. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 12, n. 3, p. 91-103, 2007.

KRAUSKOPF NETO, R.; GUTTER, A. K.; MINE, M. R. M. Modelo hidrológico com atualização de estado Parte I: Estimador de estado dinâmico-estocástico. **Revista Brasileira de Recursos Hídricos**, Porto Alegre, v. 12, n. 3, p. 105-115, 2007.

LAIA, M. A. M.; CRUVINEL, P. E. Filtragem de projeções tomográficas da Ciência do Solo utilizando Kalman discreto e redes neurais. **IEEE Latin America Transactions**, v. 6, n. 1, p. 114-121, 2008.

LIBONATI, R.; TRIGO, I.; DACAMARA, C. C. Corrections of 2 m-temperature forecasts using Kalman filtering technique. **Atmospheric Research**, Amsterdam, v. 87, p. 183-197, 2008.

MARZBAN, C. Neural networks for postprocessing model output: ARPS. **Monthly Weather Review**, Boston, 131, p. 1103-1111, 2003.

MIYAGISHI, K.; OHSAKO, M.; ICHIHASHI, H. **Temperature prediction from regional spectral model by neurofuzzy GMDH**. 2010. 4 p. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.79.1507&rep=rep1&type=pdf>>. Acesso em: 15 mar. 2010.

PRECIS - Providing Regional Climates for Impacts Studies: The Hadley Centre Regional Climate Modelling system. [Exeter]. Bracknell: MetOffice, 2001. 20 p.

RIBEIRO, C. H. C. 2010. **Implementação de um filtro de Kalman**. 2010. Disponível em: <<http://www.comp.ita.br/~ccalixto/files/academic/master/disciplines/ct-219/ct219-tp02-Kalman.pdf>>. Acesso em: 15 maio 2010.

RODRIGUES, J. A. D.; ZAIAT, M.; MACIEL FILHO, R. 1999. State estimation and parameter identification in a fed-batch penicillin production process. **Brazilian Journal of Chemical Engineering**, São Paulo, v. 16, n. 1, p. 1-14, 1999.

ROMANI, L. A. S.; SANTOS, E. H. dos; EVANGELISTA, S. R. M.; ASSAD, E. D.; PINTO, H. S. ROMANI, L. A. S.; SANTOS, E. H. dos; EVANGELISTA, S. R. M.; ASSAD, E. D.; PINTO, H. S. Utilização de estações vizinhas para estimativa de temperatura e precipitação usando o inverso do quadrado da distância. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEOROLOGIA, 13., 2003, Santa Maria. **Situação atual e perspectivas da agrometeorologia: anais**. Santa Maria: Unifra: SBA: UFSM, 2003. p. 717-718.

SAS INSTITUTE. **SAS/IML 9.1 user's guide**. Cary, NC, 2004. 1032 p.

\_\_\_\_\_. **"SAS/GRAPH 9.2: fStatistical Graphics Procedures Guide."** 2008. Disponível em: <<http://support.sas.com/documentation/onlinedoc/graph/index.html>>.

SIMONSEN, C. **Self adaptive model output statistics based on Kalman filtering**. Lectures and papers presented at the WMO training workshop on the "interpretation of NWP products in terms of local weather phenomena and their verification". WMO, wageningen, netherlands, WMO, 1991. xx-33–xx-37.

SOUZA, R. C. T. de. **Previsão de séries temporais utilizando rede neural treinada por filtro de Kalman e evolução diferencial**. 2008. 85 p. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Produção) - Universidade Católica do Paraná, Curitiba.

TIMM, L. C.; FANTE JUNIOR, L.; BARBOSA, E. P.; REICHARDT, K.; BACCHI, O. O. S. Interação solo – planta avaliada por modelagem estatística de espaços de estados. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v. 57, n. 4, p. 751-760, 2000.

VERNON, E. M. A new concept of **SKILL SCORE** for rating quantitative forecasts. *Monthly Weather Review*, october, Manuscript, 1953. p. 326-329.

VISLOCKY, R. L.; FRITSCH, J. M Generalized additive models versus linear regression in generating probabilistic MOS forecasts of aviation weather parameters.



**Weather and Forecasting**, Boston, v. 10, p 669-680, 1995.

ZULLO JUNIOR, J.; PINTO, H. S.; ASSAD, E. D.; EVANGELISTA, S. R. Potential economic impacts of global warming on two Brazilian commodities, according to IPCC prognostics. **Terra**, Campinas, v. 3, p. 28, 2008.

WELCH, G.; BISHOP, G. **SCAAT**: Incremental tracking with incomplete information. University of North Caroline at Chapel Hill, 2010. 12 p. Disponível em: <<http://www.cs.unc.edu/~welch/media/pdf/scaat.pdf>>. Acesso em: 18 maio 2010.

WOOD, S. N. **Generalized additive models**: an introduction with R. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2006. 391 p.



---

*Informática Agropecuária*